

# Trajectory tracking control of Autonomous Marine Vessel using Neuro-Adaptive Sliding Mode Control

Francisco Rossomando, Emanuel Serrano and Gustavo Scaglia

**Abstract**—This research paper presents the design of a control technique based on the combination of Linear Algebra (LABC) with Neuro Adaptive Sliding Mode Control (NN-SMC) applied to the control of a marine vessel. Where the linear Algebra technique controls the kinematics of the Vessel and the NN-SMC controls its dynamics. Where the adaptive capacity of the neural networks learns the vessel dynamics, including the non modeled dynamics. The simulation results show satisfactory results especially when disturbances are acting on its dynamics. Finally, the convergence of the proposed technique was demonstrated using Lyapunov's theory.

**Index Terms**—Marine Vessel, Linear Algebra, Adaptive Control, Neural Networks.

## I. INTRODUCCIÓN

EN los últimos años se utilizaron diferentes metodologías para controlar vehículos marinos autónomos, donde la metodología de control ha sido investigada activamente durante muchos años. Haciendo énfasis en las técnicas basadas en el control no lineal, las cuales fueron aplicadas eficazmente tanto en el control de seguimiento de trayectorias como en el control de caminos, donde se pueden citar los trabajos de Serrano et al. [1], Ghommam et. al.[2], Fossen.[3], Tee et al. [4], Wondergem et al. [5], Wang et al. [6] y Serrano et al. [7]. Además fueron presentadas las aplicaciones de diferentes estrategias basadas en el control adaptable no lineal, y como también en la aplicación de control basado en planos deslizantes para sistemas robóticos autónomos como las expuestas en [8]-[14] y [15]. En otras aplicaciones para vehículos marinos fueron utilizadas técnicas diferentes, en el caso del trabajo propuesto por He [16] se presentó un controlador de seguimiento de trayectoria, donde es usada una red neuronal adaptable para reducir las incertidumbres del sistema. En el trabajo presentado por [17] se utiliza una combinación de redes neuronales y un control integral de modo deslizante (CIMD) para mejorar el rendimiento en el seguimiento de embarcaciones marinas las cuales son completamente actuadas. Otra estrategia es presentada por Cui et. al. [18], estos autores desarrollan un controlador integral de modo deslizante (CIMD) para robots submarinos en el cual emplean un observador de estado extendido con entrada múltiple y salida múltiple (EMSM-OE). El CIMD se desarrolla utilizando la teoría de estabilidad de Lyapunov, y se aplica

un algoritmo de actualización de ganancias adaptable para estimar el límite superior de las incertidumbres presentes en el sistema. En el caso de embarcaciones marinas subactuadas, Dai et. al. [19] desarrolló un método de control de funciones transversales para introducir un control de acción adicional utilizando una técnica de *backstepping*. Y el uso de este método propuesto incrementa la estabilización bajo diferentes trayectorias suaves. En Yu [20] se propone una técnica de control en presencia de saturación de entrada, la cual es aplicada para el seguimiento de la trayectoria de buques marinos. Esta propuesta utiliza una combinación de técnica de redes neuronales con el método de *backstepping* y también se aplica un predictor de tiempo finito para garantizar la convergencia de los buques marinos para seguir el camino de referencia. Este sistema de control de seguimiento de camino posee una estabilidad semiglobalmente uniforme usando el criterio de Lyapunov. Otro autor que utiliza una red neuronal adaptable robusta (RN-AR) para desarrollar una ley de control de embarcaciones marinas es Hu [21], su trabajo aplica una RN para construir una ley de control para el posicionamiento dinámico de embarcaciones en presencia de perturbaciones variables en el tiempo y dinámicas desconocidas. Donde la ley de control de posicionamiento dinámico (PD) ajusta la posición y el rumbo del navío a los valores deseados reduciendo los errores. De manera similar Xu [22] propone un controlador de seguimiento adaptable en presencia de dinámicas desconocidas y de perturbaciones externas. Que para abordar este problema, unifica las técnicas de red neuronal adaptable y de *backstepping* con diferentes restricciones. El control propuesto presenta un error de seguimiento acotado de manera uniforme. En otra técnica similar, Yin [23] emplea una función de barrera de Lyapunov (FBL) para diseñar la ley de control y para mantener los estados bajo restricciones. Además, una red neuronal se utiliza para reducir las incertidumbres en la ley de control. La presente técnica reduce los efectos de las restricciones de los estados donde su estabilidad es uniformemente acotada. Otro autor Fu [24] aborda una función de barrera de Lyapunov aplicando la técnica de control de *backstepping* para manejar la restricción de error de posición, en la cual se aplica una red neuronal adaptable de función de base radial (RN-FBR) para obtener una estimación del término hidrodinámico desconocido, también se utiliza un observador de perturbaciones para reducir el efecto de las perturbaciones agrupadas, incluyendo los errores introducidos por la red neuronal y las perturbaciones oceánicas externas.

En Nie et. al. [25] se propone un controlador de seguimiento de caminos no-lineal para un vehículo marino de superficie subactuado, en este trabajo se tienen en cuenta el desliza-

F. Rossomando is with the Instituto de Automatica (IN-AUT), UNSJ-CONICET, San Juan, Argentina e-mail: (see <http://www.inaut.unsj.edu.ar/personal/bio/frosoma/Investigadores>).

E. Serrano and G. Scaglia are with Inst. Ingeniería Química, UNSJ-CONICET, San Juan, Argentina.

Manuscript received March 25, 2020; revised xxxxx xx, 2020.

miento lateral el cual es variable en el tiempo, junto con las distintas características dinámicas del modelo y las perturbaciones desconocidas. Estas últimas se estiman utilizando un observador y la saturación del actuador se compensa con una función complementaria. Y se demuestra que todos los estados en el sistema de control de lazo cerrado son uniformemente acotados cuando la dinámica del vehículo marino es desconocida, Wang et. al. [6] propone un esquema de control difuso basado en el universo adaptable (CDA) utilizando una partición difusa retráctil (PDR) en el universo global del discurso (UGD). Esta propuesta de control se emplea para lograr un seguimiento global de trayectoria asintótica independiente del modelo. Para lograr el rechazo de perturbaciones en la dinámica de vehículos marinos, Wang et. al.[26] utiliza un método de control crítico adaptable basado en redes neuronales para sistemas no lineales continuos con incertidumbres. Donde se utiliza un estimador basado en redes neuronales para identificar la estructura dinámica desconocida. En este artículo se propone un algoritmo de control de modo deslizante adaptable neural para buques marinos en el seguimiento de trayectoria, considerando que la dinámica del buque tiene incertidumbres dinámicas y perturbaciones externas. En esta propuesta de control, el modelo matemático del buque se divide en una parte cinemática y una parte dinámica, considerando que las posibles incertidumbres ocurren en la dinámica. Para controlar la cinemática se aplica un controlador de álgebra lineal [1], que se conecta en cascada con el controlador de planos deslizantes neuro adaptable que es utilizado para controlar la parte dinámica. Donde la principal contribución de este trabajo es demostrar la factibilidad de implementación del uso en cascada del controlador de álgebra lineal junto con el control basado en planos deslizantes con características adaptables. El cual sea inmune a las perturbaciones de cualquier característica, y que al mismo tiempo brinde resultados satisfactorios. Este trabajo se presenta de la siguiente manera: en la sección II se presenta el modelo de embarcación marina. El controlador basado en Álgebra Lineal y el control Adaptable se presentan en las Secciones III y IV respectivamente donde también está incluido el análisis de estabilidad. Finalmente, los resultados de simulación y las conclusiones se presentan en V y VI respectivamente.

## II. DESCRIPCIÓN DEL MODELO

Considerando el modelo de navío descrito en [1] y [29], el modelo cinemático se puede representar según (1):

$$\begin{aligned}\dot{x} &= u \cos(\psi) - v \sin(\psi) \\ \dot{y} &= u \sin(\psi) + v \cos(\psi) \\ \dot{\psi} &= r\end{aligned}\quad (1)$$

expresado en forma compacta:

$$\dot{\mathbf{h}} = \mathbf{J}(\psi)\mathbf{v}$$

y siendo el modelo dinámico el siguiente:

$$\mathbf{M}\dot{\mathbf{v}} + \mathbf{C}(\mathbf{v})\mathbf{v} + \mathbf{D}\mathbf{v} = \mathbf{B}\mathbf{T}\quad (2)$$

En (1)  $\mathbf{h} = [x, y, \psi]^T$  indica el vector de posición en el marco de referencia fijo (tierra), La figura 1 representa la dinámica del vehículo marino en un sistema de coordenadas bidimensional.

En (2)  $\mathbf{v} = [u, v, r]^T \mathbb{R}^{3 \times 1}$  representa el vector de velocidades con respecto al marco de referencia fijo (tierra),  $\mathbf{M}$ ,  $\mathbf{C}(\mathbf{v})$  y  $\mathbf{D}$  matriz de inercia del navío, la matriz de Coriolis y por último la matriz de fricción hidrodinámica respectivamente; el vector  $\mathbf{T} = [T_u, T_r]^T$  donde cada componente representa las acciones de control, siendo  $T_u$  la fuerza de control de *surge* y  $T_r$  es el momento en *yaw*. Tanto la masa y la matriz de inercia se consideran simétricas y definidas positivas esto se debe al hecho de que la gran mayoría de los navios son simétricos con respecto al eje babor-estribor. En particular, la estructura de estas matrices  $\mathbf{M}$  y  $\mathbf{D}$  como presenta el trabajo de Serrano et. al[1]:

$$\mathbf{M} \triangleq \begin{pmatrix} m_{11} & 0 & 0 \\ 0 & m_{22} & m_{23} \\ 0 & m_{32} & m_{33} \end{pmatrix}; \mathbf{D} \triangleq \begin{pmatrix} d_{11} & 0 & 0 \\ 0 & d_{22} & d_{23} \\ 0 & d_{32} & d_{33} \end{pmatrix}\quad (3)$$

Con la estructura de la matriz  $\mathbf{M}$  mostrada en (3), la matriz de Coriolis y de fzas. centrípetas  $\mathbf{C}(\mathbf{v})$  es parameterizada como muestra la ec. (4) ([1] y [29]). La matriz del actuador  $\mathbf{B}$  mapea las entradas de control y las fuerzas de control reales y los momentos que actúan en el barco,

$$\begin{aligned}\mathbf{C}(\mathbf{v}) &\triangleq \begin{pmatrix} 0 & 0 & -m_{22}v - m_{23}r \\ 0 & 0 & m_{11}u \\ m_{22}v + m_{23}r & m_{11}u & 0 \end{pmatrix}, \\ \mathbf{B} &\triangleq \begin{pmatrix} b_{11} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & b_{32} \end{pmatrix}\end{aligned}\quad (4)$$

Finalmente, después de una simple operación en el modelo dinámico descrito, puede ser reorganizado como,

$$\dot{u} = f_1 + \frac{b_{11}}{m_{11}}\mathbf{T}_u; \dot{r} = \kappa \left( (f_2) + b_{32}\mathbf{T}_r \right); \quad (5)$$

donde:

$$\begin{aligned}f_1 &= \frac{m_{22}}{m_{11}}vr + \frac{m_{23}}{m_{11}}r^2 - \frac{d_{11}}{m_{11}}u \\ f_2 &= (m_{11} - m_{22})vu + \left( \frac{m_{11}m_{23}}{m_{22}} - m_{23}ru \right) + \dots\end{aligned}\quad (6)$$

$$\begin{aligned}&+ \left( \frac{d_{22}m_{23}}{m_{22}} - d_{32}v \right) + \left( \frac{d_{23}m_{23}}{m_{22}} - d_{33} \right)r \\ \kappa &= \frac{m_{22}}{m_{22}m_{33} - (m_{23})^2}\end{aligned}\quad (7)$$

## III. DESARROLLO DEL CONTROLADOR BASADO EN ÁLGEBRA LINEAL

Para el desarrollo del controlador cinemático basado en control inverso, primero se definen los errores de trayectoria  $\tilde{x}$  y  $\tilde{y}$  en (8). Donde  $(x_{ref}, y_{ref})$  son las coordenadas de la referencia de posición. El propósito de esta sección es

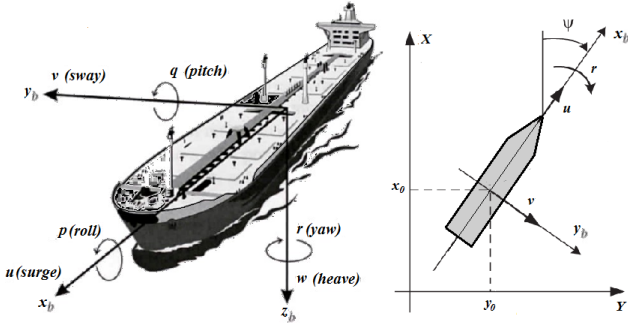


Fig. 1. modelo del navio (izq.); sistema bidimensional de coordenadas para describir la dinamica del navio (der.)

el desarrollo de una ley de control basada en la técnica de algebra lineal (LABC) para el seguimiento de trayectorias [29]. A continuación se define el vector de error de salida  $\tilde{\mathbf{h}} = [\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{\psi}]^T$  y  $\dot{\psi} = r$

$$\tilde{\mathbf{h}} = [\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{\psi}]^T = [x_{ref} - x, y_{ref} - y, \psi_{ref} - \psi]^T \quad (8)$$

Expresando las dos primeras filas de (1) como:

$$\dot{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ r \end{bmatrix} \quad (9)$$

de (9) el control cinemático propuesto puede ser representado como:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} + v \sin(\psi) \\ \dot{y} - v \cos(\psi) \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ r \end{bmatrix} \quad (10)$$

o también como:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} + v \sin(\psi) \\ \dot{y} - v \cos(\psi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) \\ \sin(\psi) \end{bmatrix} [u] \quad (11)$$

De (11), la ley de control se define como:

$$\begin{bmatrix} \cos(\psi) \\ \sin(\psi) \end{bmatrix} [u] = \begin{bmatrix} \dot{x}_{ref} + k_x \tilde{x} + v \sin(\psi) \\ \dot{y}_{ref} + k_y \tilde{y} - v \cos(\psi) \end{bmatrix} \quad (12)$$

donde  $k_x$  y  $k_y$  son la ganancias del lazo de control cinemático, es fácil demostrar que.

$$tg(\psi_{ref}) = \frac{\dot{y}_{ref} + k_y \tilde{y} - v \cos(\psi)}{\dot{x}_{ref} + k_x \tilde{x} + v \sin(\psi)} \quad (13)$$

entonces

$$u_{ref} = (\dot{y}_{ref} + k_y \tilde{y} - v \cos(\psi)) \sin(\psi_{ref}) + \dots + (\dot{x}_{ref} + k_x \tilde{x} + v \sin(\psi)) \cos(\psi_{ref}) \quad (14)$$

y

$$r_{ref} = (\dot{\psi}_{ref} + k_\psi \tilde{\psi}) \quad (15)$$

Aproximando la función  $\cos(\psi)$  por serie de Taylor,

$$\begin{aligned} \cos(\psi) &= \cos(\psi_{ref}) - \sin(\psi_{ref} + \lambda(\psi - \psi_{ref}))(-\tilde{\psi}) = \dots \\ &= \cos(\psi_{ref}) + \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi} \end{aligned} \quad (16)$$

donde  $\psi_\lambda = \psi_{ref} + \lambda(\psi - \psi_{ref})$ ,  $\tilde{\psi} = \psi_{ref} - \psi$  y  $0 < \lambda < 1$ , tomando  $\dot{x}$  de la ec.(9) y reemplazando (16),

$$\begin{aligned} \dot{x} &= u \cos(\psi) - v \sin(\psi) = \dots \\ &= u (\cos(\psi_{ref}) + \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi}) - v \sin(\psi) = \dots \\ &= u \cos(\psi_{ref}) + u \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi} - v \sin(\psi) \end{aligned} \quad (17)$$

de (14) y renombrando  $\Delta y = \dot{y}_{ref} + k_y \tilde{y} - v \cos(\psi)$  y  $\Delta x = \dot{x}_{ref} + k_x \tilde{x} + \sin(\psi)$  y posteriormente multiplicando por  $\cos(\psi_{ref})$  conduce a:

$$u_{ref} \cos(\psi_{ref}) = \Delta y \sin(\psi_{ref}) \cos(\psi_{ref}) + \Delta x (\cos(\psi_{ref}))^2 \quad (18)$$

Teniendo en cuenta (13) y reordenando.

$$\Delta y \sin(\psi_{ref}) = \Delta x \cos(\psi_{ref}) \quad (19)$$

Haciendo  $\Delta y = \Delta x (\cos(\psi_{ref}) / \sin(\psi_{ref}))$  y reemplazando en (18)

$$\begin{aligned} u_{ref} \cos(\psi_{ref}) &= \Delta x (\sin(\psi_{ref}))^2 + \dots \\ &+ \Delta x (\cos(\psi_{ref}))^2 = \Delta x \end{aligned} \quad (20)$$

Con (20) y reordenando (17), se obtiene:

$$\dot{x} = \Delta x + u \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi} - v \sin(\psi) \quad (21)$$

Reemplazando  $\Delta x$  en (21) queda:

$$\dot{\tilde{x}} + k_x \tilde{x} + u \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi} = 0 \quad (22)$$

y de la misma forma para  $y$

$$\dot{\tilde{y}} + k_y \tilde{y} + u \cos(\psi_\rho) \tilde{\psi} = 0 \text{ siendo } 0 < \rho < 1 \quad (23)$$

y para  $\psi$

$$\dot{\tilde{\psi}} = -k_\psi \tilde{\psi} \quad (24)$$

Considerando la teoria de Lyapunov para demostrar la convergencia de  $\psi$ , la función candidata de Lyapunov propuesta es:

$$V = \frac{1}{2} (\tilde{\psi}^2 + \tilde{x}^2 + \tilde{y}^2) \quad (25)$$

Derivando (25) y usando (22), (23) y (24) conduce a.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \tilde{\psi} \dot{\tilde{\psi}} + \tilde{x} \dot{\tilde{x}} + \tilde{y} \dot{\tilde{y}} = \dots \\ &= -k_\psi (\tilde{\psi})^2 - \tilde{x} (k_x \tilde{x} + u \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi}) - \dots \\ &- \tilde{y} (k_y \tilde{y} + u \cos(\psi_\rho) \tilde{\psi}) = \dots \\ &= -k_\psi \tilde{\psi}^2 - k_x \tilde{x}^2 - \tilde{x} u \sin(\psi_\lambda) \tilde{\psi} - \dots \\ &- k_y \tilde{y}^2 - \tilde{y} u \cos(\psi_\rho) \tilde{\psi} \end{aligned} \quad (26)$$

Considerando los términos como  $|u \sin(\psi_\lambda)| \tilde{x} \tilde{\psi} \leq k_\lambda \tilde{x} \tilde{\psi}$  y  $|u \cos(\psi_\rho)| \tilde{y} \tilde{\psi} \leq k_\rho \tilde{y} \tilde{\psi}$ , siendo  $k_\lambda$  y  $k_\rho$  valores acotados, debido a que  $u \leq u_{max}$ ,  $\sin(\psi_\lambda)$  y  $\cos(\psi_\rho)$  son señales acotadas. Reescribiendo (26), se puede ver como:

$$\dot{V} = -k_\psi (\tilde{\psi})^2 - k_x (\tilde{x})^2 - k_\lambda \tilde{x} \tilde{\psi} - k_y (\tilde{y})^2 - k_\rho \tilde{y} \tilde{\psi} \quad (27)$$

Aplicando norma en (27)

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_\psi |\tilde{\psi}|^2 - k_x |\tilde{x}|^2 + k_\lambda |\tilde{x}| |\tilde{\psi}| - \dots \\ &\quad - k_y |\tilde{y}|^2 + k_\varrho |\tilde{y}| |\tilde{\psi}| = \dots \\ &= -k_\psi |\tilde{\psi}|^2 + |\tilde{x}| \left( -k_x |\tilde{x}| + k_\lambda |\tilde{\psi}| \right) + \dots \\ &\quad + |\tilde{y}| \left( -k_y |\tilde{y}| + k_\varrho |\tilde{\psi}| \right) \leq 0 \end{aligned} \quad (28)$$

Para garantizar la convergencia

$$\begin{cases} |\tilde{x}| \geq \frac{k_\lambda}{k_x} |\tilde{\psi}| \\ |\tilde{y}| \geq \frac{k_\varrho}{k_y} |\tilde{\psi}| \end{cases} \quad (29)$$

De (28)  $|\tilde{\psi}| \rightarrow 0$  cuando  $t \rightarrow \infty$ , entonces  $\tilde{x}$  y  $\tilde{y}$  cuando  $t \rightarrow \infty$ . El análisis anterior considera que no existe dinámica y que hay un seguimiento perfecto de velocidad. Esta consideración será relajada en la sección (IV) cuando sea considerado el análisis de estabilidad del sistema completo.

#### IV. COMPENSACION BASADA EN PLANOS DESLIZANTES

Ahora renombrando a  $\mathbf{z} = [u, r]^T$ ,  $\mathbf{z}_{ref} = [u_{ref}, r_{ref}]^T$  y  $\mathbf{T} = [T_u, T_r]^T$ , entonces la ecuación ec.(5) puede ser expresada como:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{z}} &= \mathbf{F}(\mathbf{z}) + \mathbf{G}\mathbf{T} = \dots \\ &= \begin{pmatrix} f_1(\mathbf{z}) \\ \kappa f_2(\mathbf{z}) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{b_{11}}{m_{11}} & 0 \\ 0 & b_{32} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} T_u \\ T_r \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (30)$$

Definiendo el error de seguimiento y su derivada como:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{z}} = \mathbf{z}_{ref} - \mathbf{z} \\ \dot{\tilde{\mathbf{z}}} = \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \dot{\mathbf{z}} \end{cases} \quad (31)$$

Ahora si definimos la superficie deslizante en términos del error de seguimiento:

$$\begin{aligned} \sigma(t) &= \begin{pmatrix} (b_1 + \frac{d}{dt}) & 0 \\ 0 & (b_2 + \frac{d}{dt}) \end{pmatrix} \int_0^t \tilde{\mathbf{z}}(\tau) d\tau = \dots \\ &= \mathbf{B} \int_0^t \tilde{\mathbf{z}}(\tau) d\tau + \tilde{\mathbf{z}}(t) \end{aligned} \quad (32)$$

Donde  $\mathbf{B} = (b_1, b_2)$  y derivando  $\sigma(t)$  queda

$$\dot{\sigma}(t) = \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\tilde{\mathbf{z}}}(t) \quad (33)$$

Para que el estado permanezca en la superficie deslizante, hacemos  $\dot{\sigma}(t) = 0$ , y reemplazando  $\dot{\mathbf{z}}_{ref}$  queda:

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}(t) &= \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + (\dot{\mathbf{z}}_{ref} - \dot{\mathbf{z}}) = \dots \\ &= \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \left( \dot{\mathbf{z}}_{ref} - (\mathbf{F}(\mathbf{z}) + \mathbf{G}\mathbf{T}) \right) \end{aligned} \quad (34)$$

Despejando la variable  $\mathbf{T}$  de (34):

$$\mathbf{T} = \mathbf{G}^{-1} \left( \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \mathbf{F}(\mathbf{z}) \right) \quad (35)$$

Pero la dinámica real es desconocida, el diseñador solo conoce el valor estimado  $\hat{G}$  y  $\hat{F}(\mathbf{z})$ , basados en estas funciones se construye la ley de control propuesta. Sumando un término discontinuo  $\Theta \text{sign}(\sigma(t))$  la ley de control conduce a:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_C &= \hat{G}^{-1} (\mathbf{A}\sigma(t) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \dots \\ &\quad - \hat{F}(\mathbf{z}) + \Theta \text{sign}(\sigma(t))) \end{aligned} \quad (36)$$

Donde  $\mathbf{A}$  y  $\Theta$  son matrices diagonales definidas positivas. Si consideramos (34) y sumamos y restamos el término  $\hat{G}\mathbf{T}$  nos conduce a:

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}(t) &= \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \left( \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \dot{\mathbf{z}} \right) = \dots \\ &= \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \left( \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \mathbf{F}(\mathbf{z}) - \hat{G}\mathbf{T} + \hat{G}\mathbf{T} - \hat{G}\mathbf{T} \right) \\ &= \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \left( \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \mathbf{F}(\mathbf{z}) - \hat{G}\mathbf{T} \right) + \left( \hat{G} - G \right) \mathbf{T} \end{aligned} \quad (37)$$

Reemplazando (36) en (37)

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}(t) &= -\mathbf{A}\sigma(t) - \Theta \text{sign}(\sigma(t)) + \hat{F}(\mathbf{z}) - \dots \\ &\quad - \mathbf{F}(\mathbf{z}) + \left( \hat{G} - G \right) \mathbf{T} \end{aligned} \quad (38)$$

Consideración 1: la diferencia de funciones  $\Delta F(\mathbf{z})$  y  $\Delta G\mathbf{T}$  están acotadas por  $\lambda_{min}(\Theta) \geq \|\Delta F(\mathbf{z})\| + \|\Delta G\mathbf{T}\|$ . Renombrando  $\Delta F(\mathbf{z}) = \hat{F}(\mathbf{z}) - F(\mathbf{z})$  y  $\Delta G = \hat{G} - G$  y reordenando (38), se obtiene la ecuación diferencial del error de seguimiento del plano deslizante.

$$\dot{\sigma}(t) = -\mathbf{A}\sigma(t) - \Theta \text{sign}(\sigma(t)) + \Delta F(\mathbf{z}) + \Delta G\mathbf{T} \quad (39)$$

Teorema 1: Prueba de Estabilidad, ahora considerando la función candidata de Lyapunov como:

$$V = \frac{1}{2} (\sigma^T(t) \sigma(t)) \quad (40)$$

derivando (40) y reemplazando (39)

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= (\sigma^T(t) \dot{\sigma}(t)) = \dots \\ &= \sigma^T(t) (-\mathbf{A}\sigma(t) - \Theta \text{sign}(\sigma(t)) + \dots \\ &\quad + \Delta F(\mathbf{z}) + \Delta G\mathbf{T}) = \dots \\ &= -\sigma^T(t) \mathbf{A}\sigma(t) - \Theta |\sigma(t)| + \dots \\ &\quad + \sigma^T(t) \Delta F(\mathbf{z}) + \sigma^T(t) \Delta G\mathbf{T} \end{aligned} \quad (41)$$

Aplicando norma en (41), se obtiene:

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &\leq -\lambda_{min}(\mathbf{A}) \|\sigma\|^2 - \lambda_{min}(\Theta) \|\sigma\| + \dots \\ &\quad + \|\Delta F(\mathbf{z})\| \|\sigma\| + \|\Delta G\mathbf{T}\| \|\sigma\| \end{aligned} \quad (42)$$

De la Consideración 1, es fácil demostrar que  $(\lambda_{min}(\Theta) + \|\Delta F(\mathbf{z})\| + \|\Delta G\mathbf{T}\|) \leq \beta < 0$

$$\frac{dV}{dt} \leq -\lambda_{min}(\mathbf{A}) \|\sigma\|^2 - \beta \|\sigma\| < 0 \quad (43)$$

La ec.(43) demuestra que la ley de control propuesta es asintóticamente estable, pero la función no lineal (*sign*) puede introducir el efecto *chattering* en el sistema de control. Para reducir esta posibilidad se agrega un termino adaptable en la ec.(36), con este termino, la ganancia de la función *sign* no sería lo suficientemente grande como para producir este efecto indeseado. La ley de control quedaría expresada como:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_C &= \hat{G}^{-1} \left( \mathbf{A}\sigma(t) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \dots \right. \\ &\quad \left. - \hat{F}(\mathbf{z}) + \xi_N + \Theta \text{sign}(\sigma(t)) \right) \end{aligned} \quad (44)$$

Donde  $\xi_N$  es una función acotada representada por:

$$\xi_N = \mathbf{W}_F^{T*} \Omega(\bar{\mathbf{z}}) + \mathbf{W}_G^{T*} \mathbf{T} + \varepsilon \quad (45)$$

Donde la función  $\mathbf{W}_F^{T*}\boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \mathbf{W}_G^{T*}\mathbf{T} + \varepsilon$  es una función de parámetros adaptable, los pesos neuronales están representados por  $\mathbf{W}_F^* \in \mathbb{R}^{n \times j}$  and  $\mathbf{W}_G^* \in \mathbb{R}^{j \times j}$ , el símbolo (\*) indica los parámetros óptimos (parámetros para los cuales el error de control es mínimo), siendo estos constantes y desconocidos. Las constantes  $n=5$  y  $j=2$  son el número de neuronas y el número de salidas respectivamente,  $\varepsilon \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$  es el mínimo error introducido por la red neuronal. Finalmente, el vector  $\boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  contiene cada función de activación y es representada por  $\Omega_i(\bar{\mathbf{z}}) = \exp\left(\frac{\|\bar{\mathbf{z}} - \mathbf{c}_i\|}{2\beta}\right)$ , siendo  $\mathbf{c}_i$  y  $\beta$  parámetros de la función gaussiana. Siendo la estructura similar a la presentada en el trabajo de Rossomando et. al. (2014) [14].

Consideración 2: el error de aproximación de la estimación neuronal  $\varepsilon$  esta acotada por  $\|\varepsilon\| \leq \lambda_{min}(\boldsymbol{\Theta})$ .

donde  $\mathbf{W}_F^* = \hat{\mathbf{W}}_F - \tilde{\mathbf{W}}_F$  and  $\mathbf{W}_G^* = \hat{\mathbf{W}}_G - \tilde{\mathbf{W}}_G$  reemplazando en (45) y (44) conduce a

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_C &= \hat{G}^{-1}(\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \hat{F}(\mathbf{z}) + \dots \\ &+ ((\hat{\mathbf{W}}_F - \tilde{\mathbf{W}}_F)^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + (\hat{\mathbf{W}}_G - \tilde{\mathbf{W}}_G)^T \mathbf{T} + \varepsilon) + \dots \\ &+ \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t))) = \dots \\ &= \hat{G}^{-1}(\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) + \mathbf{B}\tilde{\mathbf{z}}(t) + \dot{\mathbf{z}}_{ref} - \hat{F}(\mathbf{z}) + \dots \\ &+ (\hat{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) - \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \hat{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} + \varepsilon) + \dots \\ &+ \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t))) \end{aligned} \quad (46)$$

Haciendo nuevamente ( $\mathbf{T} = \mathbf{T}_c$ ) y reemplazando en (37)

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{\sigma}}(t) &= -\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t)) - \dots \\ &- (\hat{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) - \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \hat{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} + \varepsilon) + \dots \\ &+ \Delta F(\mathbf{z}) + \Delta G\mathbf{T} = \dots \\ &= -\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t)) - \dots \\ &- \hat{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) - \hat{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} + \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \varepsilon + \dots \\ &+ \Delta F(\mathbf{z}) + \Delta G\mathbf{T} \end{aligned} \quad (47)$$

La aproximación neuronal puede compensar los errores en la dinámica del sistema, estos errores son causados por incertidumbres paramétricas, por lo tanto  $\Delta F(\mathbf{z}) = \hat{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}); \Delta G\mathbf{T} = \hat{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T}$ , entonces la ec. (48) puede reescribirse como:

$$\dot{\boldsymbol{\sigma}}(t) = -\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t)) + \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \varepsilon \quad (48)$$

La ecuación diferencial mostrada en (48) indica la evolución del error de control. Por lo tanto es necesario demostrar que el error de control esta acotado para demostrar su estabilidad. Ahora la función candidata de Lyapunov propuesta es la siguiente:

$$V = \frac{1}{2} \boldsymbol{\sigma}^T(t) \boldsymbol{\sigma}(t) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_F^T \tilde{\mathbf{W}}_F}{\varsigma_f}\right) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_G^T \tilde{\mathbf{W}}_G}{\varsigma_g}\right) \quad (49)$$

Derivando  $V$  con respecto al tiempo (49) queda:

$$\frac{dV}{dt} = \boldsymbol{\sigma}^T(t) \dot{\boldsymbol{\sigma}}(t) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_F^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F}{\varsigma_f}\right) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_G^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G}{\varsigma_g}\right) \quad (50)$$

Reemplazando (48) en (50)

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= \boldsymbol{\sigma}^T(t) \left( -\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} \text{sign}(\boldsymbol{\sigma}(t)) + \dots \right. \\ &+ \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \varepsilon \left. \right) + \dots \\ &+ tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_F^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F}{\varsigma_f}\right) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_G^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G}{\varsigma_g}\right) \end{aligned} \quad (51)$$

reordenando la ecuación anterior, se obtiene:

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= -\boldsymbol{\sigma}^T(t) \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} |\boldsymbol{\sigma}(t)| + \dots \\ &+ \boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) + \boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} - \dots \\ &- \boldsymbol{\sigma}^T(t) \varepsilon + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_F^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F}{\varsigma_f}\right) + tr\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_G^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G}{\varsigma_g}\right) \end{aligned} \quad (52)$$

y usando la propiedad de traza en el 3<sup>ro</sup> y 4<sup>to</sup> término

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) &= tr\left(\boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}})\right) = \dots \\ &= tr\left(\tilde{\mathbf{W}}_F^T \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) \boldsymbol{\sigma}^T(t)\right) \end{aligned} \quad (53)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} &= tr\left(\boldsymbol{\sigma}^T(t) \tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T}\right) = \dots \\ &= tr\left(\tilde{\mathbf{W}}_G^T \mathbf{T} \boldsymbol{\sigma}^T(t)\right) \end{aligned} \quad (54)$$

Reemplazando (53) y (54) en (52) y reordenando

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= -\boldsymbol{\sigma}^T(t) \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} |\boldsymbol{\sigma}(t)| - \boldsymbol{\sigma}^T(t) \varepsilon + \dots \\ &+ tr\left(\tilde{\mathbf{W}}_F^T \left(\boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) \boldsymbol{\sigma}^T(t) + \frac{\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F}{\varsigma_f}\right)\right) + \dots \\ &+ tr\left(\tilde{\mathbf{W}}_G^T \left(\mathbf{T} \boldsymbol{\sigma}^T(t) + \frac{\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G}{\varsigma_g}\right)\right) \end{aligned} \quad (55)$$

de la ecuación anterior, definiendo  $\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F$  y  $\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G$  como

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_F &= -\varsigma_f \boldsymbol{\Omega}(\bar{\mathbf{z}}) \boldsymbol{\sigma}^T(t) \\ \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_G &= -\varsigma_g \mathbf{T} \boldsymbol{\sigma}^T(t) \end{aligned} \quad (56)$$

reemplazando (56) en (55), entonces:

$$\frac{dV}{dt} = -\boldsymbol{\sigma}^T(t) \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}(t) - \boldsymbol{\Theta} |\boldsymbol{\sigma}(t)| - \boldsymbol{\sigma}^T(t) \varepsilon \quad (57)$$

aplicando norma queda

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= -\lambda_{min}(\mathbf{A}) \|\boldsymbol{\sigma}(t)\|^2 - \dots \\ &- \lambda_{min}(\boldsymbol{\Theta}) \|\boldsymbol{\sigma}(t)\| + \|\boldsymbol{\sigma}(t)\| \|\varepsilon\| \end{aligned} \quad (58)$$

Teniendo en cuenta la Consideración 2, entonces  $\|\varepsilon\| - \lambda_{min}(\boldsymbol{\Theta}) = \vartheta \leq 0$ , reemplazando esta consideración en (58) conduce a:

$$\frac{dV}{dt} = -\lambda_{min}(\mathbf{A}) \|\boldsymbol{\sigma}(t)\|^2 - \vartheta \|\boldsymbol{\sigma}(t)\| \quad (59)$$

Con este resultado se demuestra que el controlador propuesto es asintoticamente estable. Esta condición reduce los efectos de las perturbaciones dentro del sistema de control. La figura 2 muestra la estructura de control para el navío.

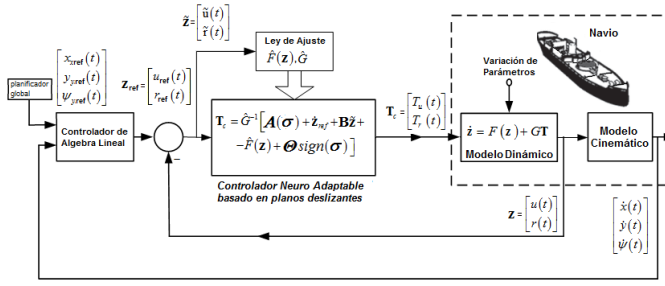


Fig. 2. Estructura de control propuesta para el Vehículo marino

## V. RESULTADOS DE SIMULACIÓN Y DISCUSIÓN

En esta sección se muestra el desempeño del sistema propuesto frente a perturbaciones ambientales. El objetivo es validar los resultados teóricos, para ello se realizan pruebas de simulación en condiciones de funcionamiento realistas considerando dos de los mas comunes factores que influyen en la navegación, las olas y el viento. El efecto de las olas se puede representar matemáticamente incorporando al modelo perturbación  $\delta_{wa}$  que se muestra en Fig. (3) según (60) [28], [4]. El efecto del viento ( $\delta_{wi}$ ) se puede representar introduciendo una perturbación en las velocidades lineales y transversales [27]. Por lo tanto, la perturbación  $\delta_{wi}$  que se muestra en Fig. (4) se agrega en el modelo a las variables  $u$  y  $v$ .

$$\begin{aligned}\dot{x} &= u \cos(\psi) - v \sin(\psi) + \delta_{wa} \\ \dot{y} &= u \sin(\psi) + v \cos(\psi) + \delta_{wa} \\ \dot{\psi} &= r\end{aligned}\quad (60)$$

El esquema de implementación se muestra en la Fig. 2.

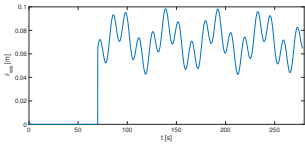


Fig. 3. Perturbaciones ambientales representando el efecto de olas

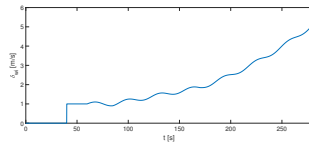


Fig. 4. Perturbaciones ambientales representando el efecto del viento

Como se puede observar en la figura el planificador global envía la trayectoria de referencia al sistema de control, en la primera etapa el controlador calcula las velocidades de referencia  $u_{ref}$  y  $r_{ref}$  y se las envía a la segunda etapa denominada controlador dinámico. Este controlador se encarga de calcular los momentos que deben aplicarse al buque  $T_u$  y  $T_r$ . El controlador es realimentado desde el barco con los valores actuales de las variables de estado.

Para poder desarrollar las simulaciones de forma adecuada se ha desarrollado el modelo en tiempo continuo del buque marino (II) en la plataforma de MatLab Simulink. Los parámetros del controlador adoptados para las simulaciones realizadas son elegidos de forma empírica. Los parámetros de ajuste del controlador cinemático se eligen para que la corrección del error de seguimiento de la etapa cinemática sea suave y de esta manera evitar movimientos brusco de la nave. Para conseguir esta corrección suave los parámetros del controlador cinemático deben ser inferiores

pero cercanos a uno (ver [1]). para el controlador cinemático se adoptó :  $(k_x, k_y, k_\psi) = (0.97, 0.97, 0.9)$ , mientras que para el controlador dinámico se eligió:  $(b_1, b_2, \varsigma_f, \varsigma_g) = (0.15, 0.15, 0.9, 0.9)$ . Los parámetros del buque marino se adoptaron como en [29]:

$$M = \begin{pmatrix} 25.8 & 0 & 0 \\ 0 & 33.8 & -11.748 \\ 0 & -11.748 & 6.813 \end{pmatrix}, \quad (61)$$

$$D = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & -2.5425 \\ 0 & -2.5425 & 1.422 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Con el objetivo de comparar el desempeño del sistema propuesto, de ahora en adelante se llamará C1, con otros controladores de la bibliografía dos sistemas presentados por otros autores se implementaron. En primer lugar se implemento el controlador basado en álgebra lineal propuesto en [29], de ahora en adelante se llamará C2; y en segundo lugar el controlador propuesto en [28], de ahora en adelante C3. Además, con el objetivo de analizar el desempeño de la red neuronal se implemento el controlador de dinamica inversa sin compensación de la red neuronal, este controlador se llamará C4 de aquí en adelante. Para cuantificar el desempeño de los sistemas implementados se calculó la integral del error absoluto (*indiceIAE*) según (62).

$$IAE = \int_0^{t_{sim}} \sqrt{e_x^2(t) + e_y^2(t)} dt \quad (62)$$

### A. Seguimiento de trayectoria de filas

Primero una ruta en forma de filas se adoptará como trayectoria referencia. Este tipo de recorrido resulta de gran utilidad para abordar tareas de inspección o vigilancia. La trayectoria es desarrollada con velocidad lineal constante  $u_{ref} = 0.25m/s$ , la posición inicial del buque es en el origen de coordenadas  $(x(0); y(0)) = (0m; 0m)$  y la trayectoria de referencia comienza en  $(x(0); y(0)) = (3m; 3m)$ . El tiempo de muestreo seleccionado es  $T_s = 0.1seg$ . Las perturbaciones  $\delta_{wa}$  y  $\delta_{wi}$  se incorporan de acuerdo a las Fig. 3 y 4.

Los resultados de simulación se muestran en la Fig. 5. Como se puede ver todos los controladores alcanzan y siguen la trayectoria de referencia. Sin embargo, el mejor desempeño es logrado por el controlador C1 propuesto en este trabajo. El seguimiento de los valores de referencia de las variables de estado  $x$  e  $y$  a medida que transcurre el tiempo se muestra en las Fig. 6(a) y 6(b). Es importante notar que el controlador C1 realiza un seguimiento con un bajo error y además sin oscilaciones en sus movimientos en comparación con los otros controladores implementados cuando aparecen las perturbaciones ambientales. Como se observa mediante la inspección de las Fig. 6(c) y 6(d). Las acciones de control del controlador propuesto (C1) se muestran en la figura Fig. 7.

### B. Discusión de resultados

En esta propuesta de control para buques marinos, se utiliza una técnica de control combinada de un controlador

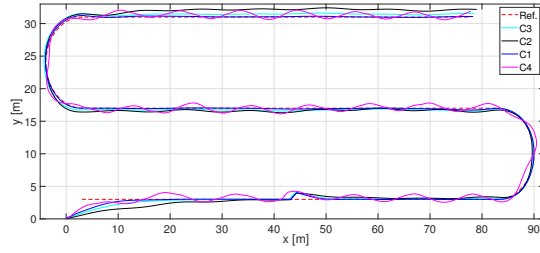


Fig. 5. Posición del buque marino para cada uno de los controladores implementados

cinemático basada en álgebra lineal y un controlador para la parte dinámica basado en redes neuronales. El enfoque propuesto resulta de gran utilidad especialmente en buques mercantes donde la variación de la carga y su gran volumen lo hacen vulnerable a las contingencias climáticas (viento, olas, tormentas, etc.). Observe al comparar los resultados de C1 y C4 que el efecto de las perturbaciones en el seguimiento se reducen notablemente al compensar con la red neuronal. En los experimentos realizados se puede observar que el sistema propuesto (C1) es más eficiente al momento de rechazar las perturbaciones externas que pueden alterar su dinámica. La Tabla I muestra los valores de IAE obtenidos para el controlador en la simulación realizada. De esta tabla se observa que al cuantificar los resultados utilizando el índice antes mencionado el desempeño logrado por C1 es superior a los alcanzados por C2 y C3. Esta técnica podría aplicarse en diferentes tipos de barcos debido a su simplicidad y robustez.

Controlador \ Resultados	Trayectoria de Filas
C1	$IAE = 57.34$
C2	$IAE = 65.36$
C3	$IAE = 63.07$
C4	$IAE = 85.24$

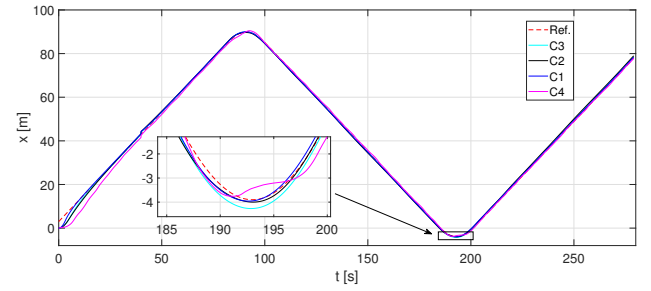
TABLE I

RESUMEN DE LAS SIMULACIONES DEL EXPERIMENTO DE MONTE CARLO

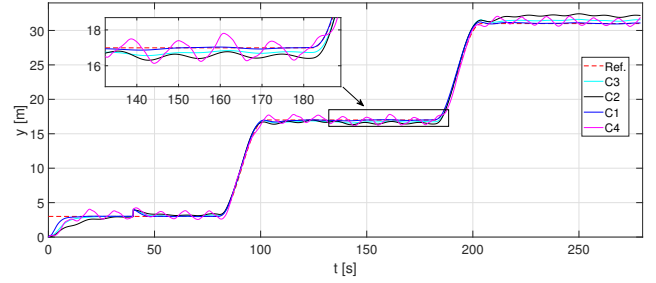
## VI. CONCLUSIONES

En este trabajo, se diseñó y probó completamente un controlador adaptable para un buque marino en seguimiento de trayectorias. Dicho controlador se dividió en dos partes, las que se basan en la cinemática (álgebra lineal) y el modelo dinámico de la embarcación (control neuro-adaptable). El modelo considerado como el par de velocidades (lineal y angular) como señales de referencia de entrada. Se consideró una ley de ajuste de parámetros para el controlador neuro-adaptable que actúa sobre la parte dinámica de la embarcación marina, donde esta acción mejora el rendimiento del sistema disminuyendo el error de control.

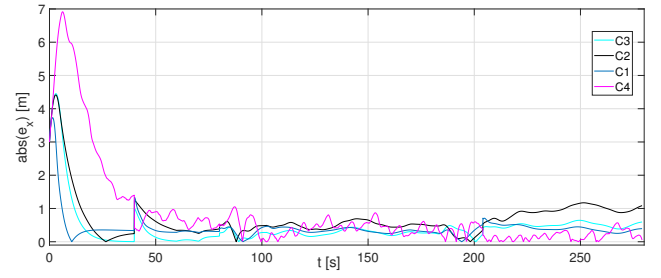
El análisis de estabilidad se realizó utilizando la teoría de Lyapunov, sobre el sistema de control álgebra lineal - neuro-adaptables. De donde se obtuvo una ley de ajuste de parámetros neuronales los cuales minimizan el error de control del sistema. En este trabajo también se muestra resultados de simulación realistas que indican el buen desempeño de la



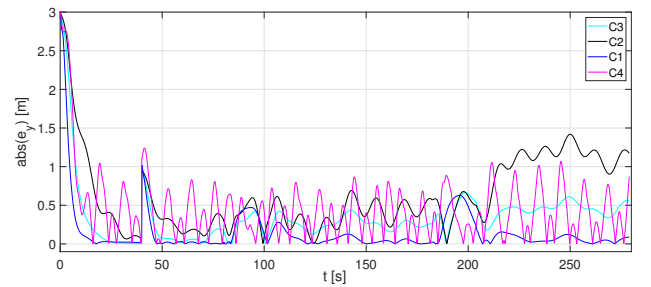
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 6. Resultados de la primera simulación en presencia de viento y olas: a- Posición en  $x$  del buque marino vs. tiempo; b- Posición en  $y$  del buque marino vs. tiempo; c- Evolución del valor absoluto del error en  $x$  vs. tiempo; d- Evolución del valor absoluto del error en  $y$  vs. tiempo.

técnica de control propuesta para el seguimiento de trayectorias aplicado en una embarcación marina.

Los resultados demostraron que la técnica de control propuesta es capaz de seguir una trayectoria deseada con un mínimo error cuando el controlador ajusta los parámetros en diferentes condiciones de operación. La importancia de este ajuste en línea se ilustró para los casos en que la dinámica de los navíos no se conocen exactamente o podrían cambiar debido a las variaciones de masa. Siendo una posible



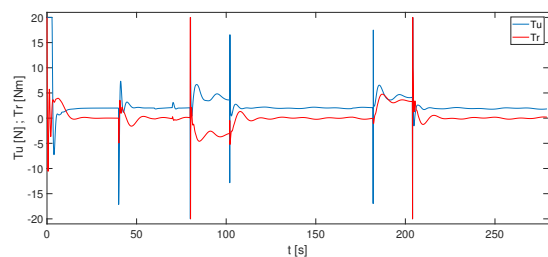


Fig. 7. Acciones de control del controlador propuesto(C1) vs. tiempo.

aplicación en el caso de buques mercantes marinos utilizados para el transporte de carga, ya que este ajuste mantendría un error de seguimiento mínimo, incluso en el caso de cambios importantes en la dinámica del buque.

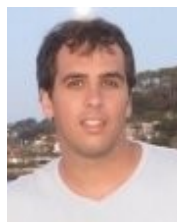
## REFERENCES

- [1] M. E. Serrano, S. A. Godoy Bordes, D. Gandolfo, V. A. Mut, & G. J. E. Scaglia, "Nonlinear Trajectory Tracking Control for Marine Vessels with Additive Uncertainties" 2018.
- [2] J. Ghommam, F. Mnif, & N. Derbel, "Global stabilisation and tracking control of underactuated surface vessels. IET control theory & applications", 4(1), 71-88, 2010
- [3] T. I. Fossen, "Marine Control Systems—Guidance, Navigation, and Control of Ships, Rigs and Underwater Vehicles". Marine Cybernetics, Trondheim, Norway, Org. Number NO 985 195 005 MVA, www.marinecybernetics.com, ISBN: 82 92356 00 2, 2002
- [4] K. P. Tee, & S. S. Ge, "Control of fully actuated ocean surface vessels using a class of feedforward approximators". IEEE Transactions on Control Systems Technology, 14(4), 750-756, 2006
- [5] M. Wondergem, E. Lefeber, K. Y. Pettersen & H. Nijmeijer, "Output feedback tracking of ships". IEEE Transactions on Control Systems Technology, 19(2), 442-448, 2010
- [6] N. Wang, S. F. Su, J. Yin, Z. Zheng & M. J. Er, "Global asymptotic model-free trajectory-independent tracking control of an uncertain marine vehicle: An adaptive universe-based fuzzy control approach". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 26(3), 1613-1625, 2017
- [7] M. E. Serrano, D. C. Gandolfo, F. Rossomando & G. J. Scaglia, "Estimation based controller for marine vessel exposed to environmental perturbations". Ocean Engineering, 187, 106199, 2019
- [8] J. Ghommam, F. Mnif, A. Benali & N. Derbel, "Asymptotic backstepping stabilization of an underactuated surface vessel". IEEE Transactions on Control Systems Technology, 14(6), 1150-1157, 2006
- [9] K. D. Do, Z. P. Jiang & J. Pan, "Universal controllers for stabilization and tracking of underactuated ships". Systems & Control Letters, 47(4), 299-317, 2002
- [10] Y. Yang, C. Zhou, & J. Ren, "Model reference adaptive robust fuzzy control for ship steering autopilot with uncertain nonlinear systems". Applied Soft Computing, 3(4), 305-316, 2003
- [11] Y. L. Liao, L. Wan & J. Y. Zhuang, "Backstepping dynamical sliding mode control method for the path following of the underactuated surface vessel". Procedia Engineering, 15, 256-263, 2011
- [12] E. Børhaug, A. Pavlov, E. Panteley & K. Y. Pettersen, "Straight line path following for formations of underactuated marine surface vessels". IEEE transactions on control systems technology, 19(3), 493-506, 2010
- [13] F. G. Rossomando, C. Rosales, J. Gimenez, L. Salinas, C. Soria, M. Sarcinelli-Filho & R. Carelli, "Aerial Load Transportation with Multiple Quadrotors Based on a Kinematic Controller and a Neural SMC Dynamic Compensation". Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020
- [14] F. G. Rossomando, C. Soria & R. Carelli, "Sliding mode neuro adaptive control in trajectory tracking for mobile robots". Journal of Intelligent & Robotic Systems, 74(3-4), 931-944, 2014
- [15] J. Moreno-Valenzuela & C. Aguilar-Avelar, "Motion control of underactuated mechanical systems". Cham: Springer International Publishing, 2018
- [16] W. He, Z. Yin & C. Sun, "Adaptive neural network control of a marine vessel with constraints using the asymmetric barrier Lyapunov function". IEEE transactions on cybernetics, 47(7), 1641-1651, 2016
- [17] M. Van, "Adaptive neural integral sliding-mode control for tracking control of fully actuated uncertain surface vessels". International Journal of Robust and Nonlinear Control, 29(5), 1537-1557, 2019
- [18] R. Cui, L. Chen, C. Yang & M. Chen, "Extended state observer-based integral sliding mode control for an underwater robot with unknown disturbances and uncertain nonlinearities". IEEE Transactions on Industrial Electronics, 64(8), 6785-6795, 2017
- [19] S. L. Dai, S. He & H. Lin, "Transverse function control with prescribed performance guarantees for underactuated marine surface vehicles". International Journal of Robust and Nonlinear Control, 29(5), 1577-1596, 2019
- [20] Y. Yu, C. Guo & H. Yu, "Finite-time predictor line-of-sight-based adaptive neural network path following for unmanned surface vessels with unknown dynamics and input saturation". International Journal of Advanced Robotic Systems, 15(6), 1729881418814699, 2018
- [21] X. Hu, J. Du, G. Zhu & Y. Sun, "Robust adaptive NN control of dynamically positioned vessels under input constraints". Neurocomputing, 318, 201-212, 2018
- [22] Z. Xu, S. S. Ge, C. Hu & J. Hu, "Adaptive Learning Based Tracking Control of Marine Vessels with Prescribed Performance". Mathematical Problems in Engineering, 2018.
- [23] Z. Yin, W. He, & C. Yang, "Tracking control of a marine surface vessel with full-state constraints". International Journal of Systems Science, 48(3), 535-546, 2017
- [24] M. Fu, T. Wang, & C. Wang, "Adaptive neural-based finite-time trajectory tracking control for underactuated marine surface vessels with position error constraint". IEEE Access, 7, 16309-16322, 2019
- [25] J. Nie, & X. Lin, "Robust nonlinear path following control of underactuated msv with time-varying sideslip compensation in the presence of actuator saturation and error constraint". IEEE Access, 6, 71906-71917, 2018
- [26] D. Wang, C. Mu & D. Liu, "Neural network adaptive critic control with disturbance rejection". In 2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC) (pp. 202-207). IEEE, May 2017
- [27] W. Pierson, S. Peteherych, & J. Wilkerson, "The winds of the comparison data set for the Seasat Gulf of Alaska Experiment". IEEE Journal of Oceanic Engineering, 5(2), 169-176, 1980
- [28] Y. Yang, J. Du, H. Liu, C. Guo, A. & Abraham, (2013). "A trajectory tracking robust controller of surface vessels with disturbance uncertainties". IEEE Transactions on Control Systems Technology, 22(4), 1511-1518, 2013
- [29] M. E. Serrano, G. J. Scaglia, S. A. Godoy, V. Mut & O. A. Ortiz, "Trajectory tracking of underactuated surface vessels: A linear algebra approach". IEEE Transactions on Control Systems Technology, 22(3), 1103-1111, 2013

**Francisco Rossomando** obtuvo el grado de Ingeniero en Electrónica en la Universidad Nacional de San Juan (Argentina) en 1997, El grado de Magister en Ingeniería de Sistemas de Control en 2002, y el grado de Doctor en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Federal de Espirito Santo (ES-Brazil) en 2006. Desde 2013 se desempeña como investigador adjunto en el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) de Argentina.



**Mario E. Serrano** es Ingeniero en Electrónica en la Universidad Nacional de San Juan (Argentina), obtuvo PhD en Ingeniería de Sistemas de Control en el Instituto de Automatica en la Universidad Nacional de San Juan en Argentina en 2014. Es investigador del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Sus áreas de investigación son Sistemas Robóticos, Control de Procesos, Métodos de Álgebra Lineal, Control Adaptable y Control No-lineal.



**Gustavo Scaglia** es Ingeniero en Electrónica en la Universidad Nacional de San Juan (Argentina), obtuvo Ph.D. en Ingeniería de Sistemas de Control en el Instituto de Automatica en la Universidad Nacional de San Juan en Argentina en 2006. Es investigador del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Sus áreas de investigación son Sistemas Robóticos, Control de Procesos, Métodos de Álgebra Lineal, Control Adaptable y Control No-lineal.

